

**Список літератури:** 1. *Власенко К. В.* Про необхідність формування професійної спрямованості студентів інженерно-педагогічної академії в процесі вивчення вищої математики / К. В. Власенко // Міжнародна науково-практична конференція «Математична освіта в Україні: минуле, сьогодення, майбутнє». Національний педагогічний університет ім. М. П. Драгоманова. – К., 2007. – С. 123. 2. *Гончаренко Я. В.* Система задач з початків теорії ймовірностей та вступу до статистики і методика їх розв'язання / Я. В. Гончаренко, І. Д. Чепорнюк // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.28. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2007. – С. 94 – 99 3. *Дрибан В. М.* Використання деяких прийомів створення проблемних ситуацій в курсі теорії ймовірностей / В. М. Дрибан // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип. 30. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2008. – С. 83 – 87. 4. *Корнєщук В. В.* Застосування професійно орієнтованих імовірнісних задач у підготовці студентів економічних спеціальностей / В. В. Корнєщук, В. М. Шинкаренко // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.34. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2010. – С. 53 – 57. 5. *Панченко Л. Л.* Цільові аспекти навчання студентів педагогічних університетів математичного моделювання / Л. Л. Панченко, Н. В. Шаповалова // Науковий часопис НПУ ім. М. П. Драгоманова. Серія №3. Фізика і математика у вищій і середній школі. – К. : Вид-во НПУ ім. М. П. Драгоманова, 2010. - №6. – с.100-107. 6. *Соколенко Л. О.* Система прикладних задач природничого характеру як засіб формування евристичної діяльності учнів / Л. О. Соколенко // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.32. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2009. – С. 24 – 28. 7. *Трунова О. В.* Система задач з початків теорії ймовірностей та вступу до статистики і методика їх розв'язування / О. В. Трунова // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.26. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2006. – С. 96 – 104. 8. *Фомкіна О. Г.* Методичне забезпечення самостійної роботи студентів з курсу «Теорія ймовірностей» / О. Г. Фомкіна // Дидактика математики: проблеми і дослідження : Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.21. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2004. – С. 48 – 51. 9. *Швець В. О.* Математичне моделювання як змістова лінія шкільного курсу математики / В. О. Швець // Дидактика математики: проблеми і дослідження: Міжнар. зб. наук. робіт. – Вип.32. – Донецьк : Фірма ТЕАН, 2009. – С. 16 – 23.

*Поступила в редколлегию 08.01.2012*

**УДК [614.1:312.6]:681.3**

**О.Г. КИСЕЛЬОВА**, ст. преп., НТУУ «КПІ», Киев

## **КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ НЕЛІНІЙНИХ ХАРАКТЕРИСТИК СЕРЦЕВОГО РИТМУ**

В роботі запропоновано використання алгоритму автоматичної класифікації методом “к-середніх”, що дало змогу підвищити достовірність результатів статистичного аналізу медико-біологічних сигналів, виключити із розгляду не інформативні послідовності скорочень серця та виділити інформативні патерни – послідовності з ідентифікацією діагнозів всередині їх

**Ключові слова:** серцевий ритм, статистичний аналіз, кластерний аналіз, дисперсійний аналіз, метод «k-means».

В работе предложено применение алгоритма автоматической классификации методом «к-средних», что повысило достоверность результатов статистического анализа медико-биологических сигналов, исключить из рассмотрения не информативные интервалы сокращений сердечного ритма и выделить информативные паттерны – последовательности з идентификацией диагнозов внутри их.

**Ключевые слова:** сердечный ритм, кардиоинтервалограмма, статистический анализ, кластерный анализ, дисперсионный анализ.

In this paper the method “k-means” of cluster analysis was used for increasing the reliability of the statistic analysis results of medical data and definition of the non- informative RR-intervals and pattern recognition of different pathologies of human body blood circulation.

**Key words:** heart rate, RR-interval, statistical analysis, cluster analysis, variance analysis.

## **1. Вступ**

Сьогодні розроблено велику кількість нелінійних динамічних оцінок часових рядів, які можна застосовувати для оцінки складності поведінки біологічних сигналів різної природи, зокрема, серцевого ритму. Складність поведінки оцінюється за повторюваністю певних фрагментів кардіоінтервалограми. При вирішенні задач, пов'язаних із використанням великих масивів вхідних даних (наприклад, результатів добових спостережень) важливим є автоматична класифікація та знаходження внутрішніх закономірностей в даних, де традиційним підходом є застосування статистичного аналізу. Як правило, для класифікації результатів даних медико-біологічної природи, найчастіше застосовуються методи описової статистики та дисперсійного аналізу. Крім того, слід зазначити, що для ідентифікації патологічних станів системи кровообігу людини, використовуючи дані добового серцевого ритму (ДСР), важливим є не лише вид патології, але і період доби, коли спостерігались характерні зміни серцевого ритму. Важливим при аналізі ДСР є також специфічність серцевого ритму, при якій патологічні періоди можуть зустрічатися при нормальній динаміці серцевого ритму (СР), так і навпаки. Саме тому, дослідження, пов'язані з точною диференціацією нормальних та патологічних ділянок СР є важливими та актуальними при аналізі системи кровообігу людини.

## **2. Матеріали та методи**

Для оцінки станів організму людини на основі добового моніторингу серцевого ритму необхідно підібрати набір показників станів організму, властивості яких покривають окремі властивості досліджуваного об'єкту. Для аналізу системи кровообігу було запропоновано вибір таких нелінійних показників як коефіцієнт алгоритмічного стиснення за Колмогоровим (CompresRatio), показник апроксимаційної ентропії (ApEn), характеристику фліккер-шуму  $\beta$  та показник фрактальної розмірності (FD). Крім того, для аналізу даних було розраховано значення середнього відхилення ( $\sigma$ ), коефіцієнту варіації ( $v$ ) та середнє значення RR в інтервалі з 1000 RR значень (Mean RR) [1].

В якості вихідних значень для обробки запропоновано використання значень кардіоінтервалів протягом 24 годин (RR-інтервалів).

Коливальність серцевого ритму включає у себе широкий спектр частот (від дуже низьких (VLF, 0,01 – 0,025 Гц), низьких (LF, 0,025 – 0,125 Гц), середніх (MF, 0,125 – 0,2 Гц) до високих (HF, 0,2 – 0,5 Гц)), тому аналіз ритму у кожному з даних діапазонів є актуальним при диференціації певних станів системи кровообігу людини.

Застосування алгоритмічного стиснення за Колмогоровим, передбачає побудову словника, в якому записано послідовності певної довжини, які зустрічаються найчастіше у серцевому ритмі [2].

Показник апроксимаційної ентропії також оцінює повторюваність певних фрагментів кардіоінтервалограми, однак, оптимальна довжина порівняльного

патерну залишається сталою. Довжина найчастіше повторюваних слів словника дозволяє оцінити необхідну довжину патерну.

Тобто, обидва методи доповнюють один одного та дозволяють проводити порівняльний аналіз даних кількісних оцінок ДСР.

Наднизькі коливання частоти пульсу, що оцінюються у теорії самоорганізованої критичності (СОК) показником флікер-шуму, у співставленні із характеристикою фрактальної розмірності, дозволяють оцінити як наднизькі коливання кардіоінтервалограми. Низькочастотні коливання СР частіше за все прямо пов'язані з розвитком гіпоксії тканин, дизадаптаційних синдромів та інших подібних порушень.

Таким чином, було сформовано комплекс показників з частково спільними властивостями, які представляють собою формалізовану структуру похідних даних СР (табл. 1), що дозволяє проводити крос-перевірку результатів та аналіз їх співставлення.

Таблиця 1. Формалізована структура похідних даних СР

Пацієнт, діагноз	Етап спостереження	Інтервал спостереження (по 1000 відліків RR)		$\sigma$	$v$	CompresRatio	ApEn	FD	$\beta$	Mean RR
		Час початку інтервалу у	Час кінця інтервалу							
К., чол., 43 р., Діагноз - 2	1	9:05:00	9:15:31	0,0911	0,0977	0,295	0,0147	0,4779	0,9781	780
...										

Під етапом спостереження розуміють **4 етапи спостереження**:

1- період навантаження (період розумових та фізичних навантажень, тобто денний час);

2- перший перехідний період (припинення роботи з поступовим переходом до сну);

3- період спокою (сон);

4- другий перехідний період (пробудження з поступовим переходом до активної діяльності).

Для даного дослідження було обрано такі **діагнози**:

1- Нормальна динаміка серцевого ритму;

2- Ішемічна ділятация серця з недостатністю кровообігу;

3 -Пароксизмальна тахікардія;

4-Ідеопатичний гіпертрофічний субаортальний стеноз з недостатністю кровообігу.

**Етапи статистичного аналізу добового серцевого ритму**

В роботі запропоновано наступний алгоритм статистичного аналізу добового серцевого ритму:

1) аналіз масивів спостережень ДСР на нормальність щільності розподілу ймовірності;

2) статистичне порівняння і оцінити статистичну значимість відмінності показників за:

- інтервалами спостереження;
- видами патології;

3) автоматизована класифікація спостережень ДСР для отримання високооднорідних груп спостережень для формування функціональних патернів СР;

4) оцінка відповідності патернів діапазонам спостережень ДСР і виду патології;

5) додаткове розбиття патернів (кластерів) на підгрупи нормальних і патологічних станів організму людини.

#### **Методологічні підходи до обробки даних добового серцевого ритму**

При виборі технології обробки даних ДСР враховувались наступні особливості СР:

1) патологічні проміжки коливань ритму можуть зустрічатися як у хворих, так і у здорових, але, у хворих частіше;

2) патологічні коливання СР можуть зустрічатися в різні періоди протягом доби;

3) властивості у п.1 та п.2 унеможливають використання стандартного підходу порівняння груп станів організму людини, так як дані групи не є однорідними.

Враховуючи вказані особливості СР, для отримання високо однорідних груп станів організму людини проводились наступні дослідження:

1) статистичне порівняння показників стану організму на специфічних інтервалах спостережень: сон, стан активності, перехідні процеси між ними;

2) статистичне порівняння груп станів організму на наявність та відсутність патології (тобто хворих зі здоровими) як по кардіоінтервалограмі в цілому, так і за етапами спостережень;

3) застосовувався алгоритм автоматизованої класифікації частин кардіоінтервалограми методом k-середніх;

4) аналізувалась структура отриманих кластерів, а саме:

- за відсотковими частками вмісту записів за інтервалами спостережень (скільки у кластер потрапило інтервалів сну, активності і т.д.);

- за відсотковими частками вмісту нормальних та патологічних спостережень (кластер ускладнень, кластер без ускладнень);

5) враховуючи сферичність отриманих кластерів, додатково аналізувались різні статистичні характеристики між нормою та патологією;

6) якщо всередині сферичного кластеру була різниця нормальних та патологічних спостережень, то кластер вважався однорідною групою, а нормальні та патологічні спостереження у ньому вважались функціональними патернами для діагностики відповідних станів організму людини всередині високо однорідної групи (кластера).

### 3. Результати

Для дослідження впливу на показники стану організму етапів спостереження та діагнозів, було проведено багатофакторний дисперсійний аналіз (MANOVA) на основі похідних даних [3]. В якості статистичного пакету обробки даних був застосований SPSS Statistics 17.0.

Результат дисперсійного аналізу (Табл. 2) показав, що існує значимий вплив діагнозу на показники, що досліджуються, а вплив етапу спостереження відсутній майже для всіх показників (крім  $\sigma$  та CompressRatio). Слід зазначити, що F – значення ефекту взаємозв'язку між факторами (етап та діагноз) значимий на рівні  $p = 0,05$ , тому діагноз та етапи мають бути дослідженими разом (ефект діагнозу необхідно досліджувати при кожному етапі, а ефект етапу – при кожному діагнозі).

Таблиця 2. Оцінка впливу факторів за діагнозом, етапом спостереження та за діагнозом і етапом разом

Показник	Діагноз		Етап		Діагноз*Етап	
	F	Знч.	F	Знч.	F	Знч.
ApEn	10,147	,000*	1,441	,229	12,434	,000**
SD	19,840	,000*	2,564	,053	7,441	,000**
SDn	24,838	,000*	1,118	,340	8,096	,000**
MeanRR	47,625	,000*	42,664	,000*	6,478	,000**
Comratio	30,830	,000*	7,019	,000*	7,584	,000**
FracDim	39,431	,000*	1,333	,262	3,926	,000**
beta	66,851	,000*	1,390	,244	5,778	,000**

Умовні позначення для табл. 2:

\* - вплив фактору значимий на рівні  $p = 0,05$ .

\*\* - ефект взаємозв'язку між факторами значимий на рівні  $p = 0,05$ .

F – критерій Фішера (чим вище його значення, тим вище статистична значимість).

Знч. – значення статистичної значимості.

ApEn – апроксимаційна ентропія, SD – стандартне відхилення, SDn – коефіцієнт варіації, MeanRR – середнє значення RR-інтервалу, Comratio – коефіцієнт стиснення за Колмогоровим, FracDim – фрактальна розмірність, beta – характеристика флікер-шуму.

Для виявлення значень параметрів, які не являються значимо відмінними при різних факторах було застосовано апостеріорні критерії ДЗР Тьюкі (Табл. 3).

Таблиця 3. Дослідження відмінності ApEn за допомогою апостеріорних критеріїв (N – кількість інтервалів похідних даних з табл. 1)

Діагноз	N	Підмножина		Етап	N	Підмножина	
		1	2			1	2
4	90	0,03105		1	896	0,062896	
3	699		0,066234	2	669	0,074632	
1	986		0,076891	3	535	0,083316	
2	486		0,090218	4	161		0,111150
Знч.		1,000	0,211	Знч.		0,189	1,000

Умовні позначення для таблиці 3:

p – вірогідність;

ідентифікатори діагнозу та етапу:

- етапи:

1 - період навантаження; 2, 4 – перехідні періоди; 4 – період сну;

- діагнози:

1 – нормальна динаміка СР; 2 - ішемічна ділятація серця з недостатністю кровообігу, 3 - пароксизмальна тахікардія 4 – ІГСС.

Як видно у табл. 2 середні значення  $ArEn$  не відрізняються при діагнозах 1,2,3 на рівні  $p = 0,211$  та при етапах 1,2,3 на рівні  $p = 0,189$ .

Дані обчислення було проведено для всіх показників, визначених у табл. 1. Отримані результати співпали з результатами для показника апроксимаційної ентропії.

Для підтвердження того факту, що етап спостереження не є статистично значимим, побудуємо залежність діагнозу від варіабельності та складності по кожному з етапів спостереження. На рис. 1 зображено залежність значення коефіцієнту варіації від діагнозу. На рис. 2 зображено значення показника флікер-шуму  $\beta$  для кожного з діагнозів. З рисунків видно, що графіки мало відрізняються між собою, що підтверджує твердження про те, що етап спостереження не є значимим при визначенні патології кровообігу людини.

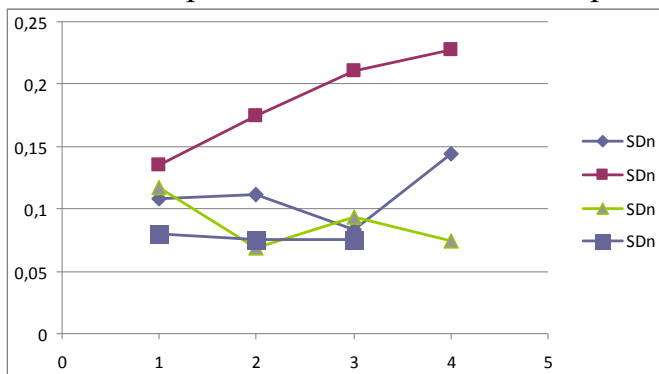


Рис. 1. Залежність значення коефіцієнту варіації від діагнозу (кожна крива відповідає одному з 4-х етапів спостереження)

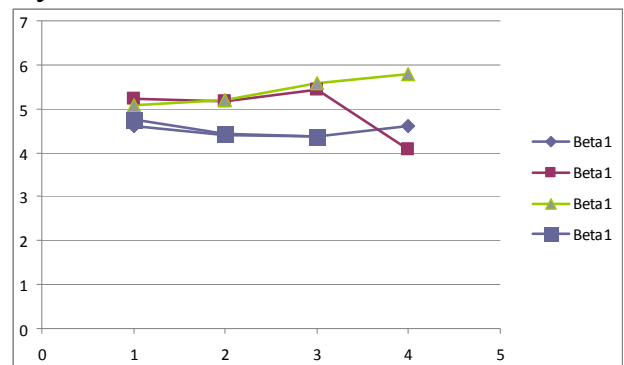


Рис. 2. Залежність значення показника флікер-шуму  $\beta$  для кожного з діагнозів (кожна крива відповідає одному з 4-х етапів спостереження)

В результаті проведено факторного аналізу було отримано наступні результати:

1. Кожен фактор, взятий окремо, статистично значимо впливав на досліджуємі показники, які розподілялись в залежності від етапу та діагнозу, однак, при нанесенні на графіки (рис. 1, 2) не було отримано задовільних значень показників по залежностям в цілому.

2. Обробка вихідних кардіоінтервалограм показала, що підгрупи спостережень, які розділено за признакам «діагноз» та/або «етап», хоч і вважаються однорідними при традиційному статистичному аналізу, але насправді вони не є такими. Це є причиною для застосування спеціальних методів формування дійсно однорідних груп, показники в яких є близькими один до одного.

Тому, з метою підвищення специфічності показників в роботі було проведено розподіл спостережень на високо компактні однорідні групи за

допомогою автоматизованої класифікації – кластерного аналізу методом «к-середніх». При цьому виявилось, що ряд кластерів містить не інформативні інтервали коливань СР, а інші можуть роздівлятися як функціональні патерни, що представляють собою кластери, показники в яких розрізняються за всіма 4 діагнозами.

### **Алгоритм кластеризації результатів спостережень**

Вихідними показниками для виявлення патернів динаміки СР були характеристики складності коливань (флікер-шум, апроксимаційна ентропія та ін.) та амплітудні характеристики варіабельності.

Навчання алгоритму виявлення функціональних патернів динаміки поведінки СР було проведено на основі алгоритму кластерного аналізу «без вчителя», використовуючи метод «к-середніх» [3].

Алгоритм кластеризації складався з наступних кроків (даними для кластеризації були характеристики складності та варіабельності СР):

1. Деяким чином обирались початкові центри кластеризації, кількість яких була завідомо більшою за очікуване число «не порожніх» кластерів. Робота алгоритму починається з вибору 12 кластерів, в яких отримали частину пустих кластерів та побачили, що вибірка представлена 6 кластерами. Тому провели перекластеризацію по 6 центрам та отримали 6 сталих кластерів.

2. Шляхом розрахунку мінімальної локальної відстані до кожного центру кластеру, об'єктам присвоювались номери найближчих кластерів.

3. Після перебору всіх об'єктів, останні об'єднувались у кластери по відповідності до присвоєних ним номерів.

4. Після об'єднання обчислювались координати нових центрів кластерів.

5. Процедура кластеризації повторювалась до тих пір, поки спостереження не припиняли переходити із одного кластеру в інший.

Подальша послідовність формування патернів:

1. З розгляду виключаються кластери, що вміщують менше, ніж 5% спостережень вхідного масиву.

2. Із врахуванням поправок на множинні порівняння (Бонферроні та ін.) проводиться статистичне порівняння однорідних показників у «не-порожніх» кластерах. Статистично не відмінні показники виключаються з розгляду.

3. Близькі за статистичними характеристиками показників кластери об'єднуються.

4. Далі досліджується структурний склад кожного із кластерів за показниками, які не брали участі у процедурі кластеризації:

- відсоток ускладнень у кластері від загального числа таких ускладнень;
- відсоток спостережень, що відповідали певній статі пацієнта;
- відсоток спостережень, що відповідали певному часовому інтервалу спостережень (сон, активна діяльність та перехідні періоди від одного стану до другого).

5. Структурно-подібні кластери, що містять близькі за величиною показники (за подібністю середніх значень) додатково об'єднуються.

6. Однорідні групи спостережень, що утворились в результаті вказаних вище процедур в подальшому використовуються в якості функціональних патернів. Кожному патерну ставиться у відповідність назва патернів (етап спостереження, стать, вид ускладнення), тобто відповідна назва. Отже, отримані патерни розділяються на нормальні та патологічні через наявність певної патології (недостатність кровообігу, порушення ритму тощо).

В результаті проведено кластерного аналізу нелінійних характеристик СР, було підтверджено не залежність постановки діагнозу від етапу спостереження, що підтверджує результати, отримані при проведенні дисперсійного аналізу.

На рис. 3 – 5 зображено результати кластерного аналізу за етапами спостережень. З рисунків видно, що в середині кожного кластеру точки, що відповідають інтервалам спостережень, розташовувались близько одна до одної. Дані статистично значимо не розрізняються в залежності від етапу спостереження (сон, активний стан, перехідні періоди). Це дозволило підтвердити висновок про те, що етап спостереження не є інформативним показником при формуванні функціональних патернів ДСР. Тому у роботі досліджувалась статистична значимість різниці показників в залежності від діагнозу. Виявилось, що інформативними для діагностики були кластери 1, 4, 5, 6.

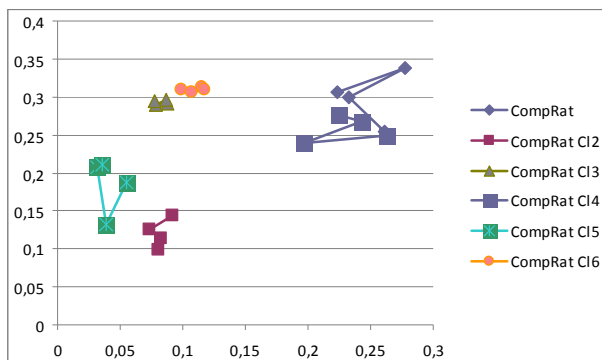


Рис. 3. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення коефіцієнту алгоритмічного стиснення за Колмогоровим від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з інтервалів спостереження

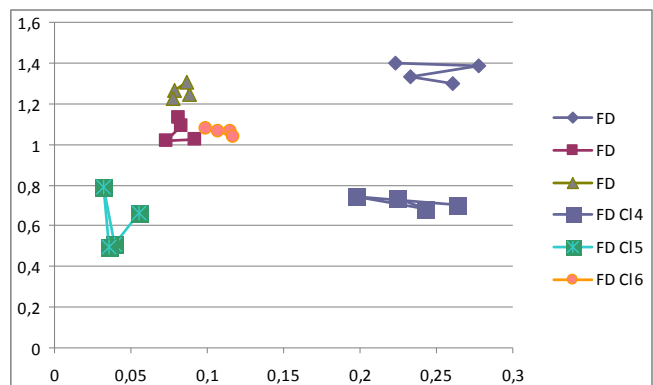


Рис. 4. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення фрактальної розмірності від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з інтервалів спостереження

На рис. 6 - 8 зображено результати кластерного аналізу за діагнозами. Виявилось, що інформативними для діагностики були кластери 1, 4, 5, 6. Дані кластери є інформативними для передбачення погіршення або покращення стану, тобто можуть роздивлятися як функціональні патерни, що мають диференційовану внутрішню структуру, тобто кластер передбачає «світлі» проміжки у хворих з патологією та нормальні інтервали коливань СР. Інші, навпаки, передбачають періоди погіршення стану пацієнтів.



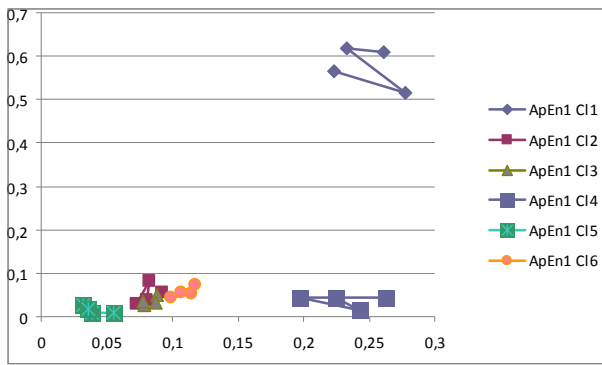


Рис. 5. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення апроксимаційної ентропії від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з інтервалів спостереження

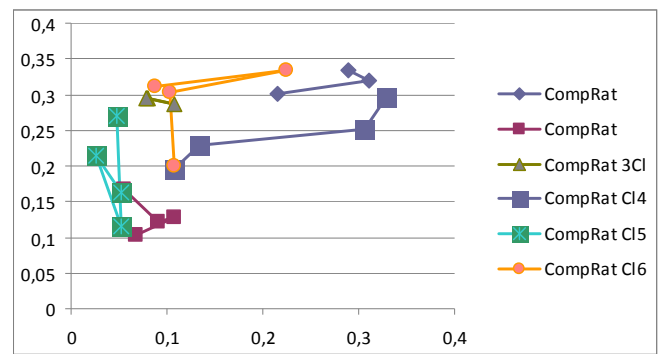


Рис. 6. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення коефіцієнту алгоритмічного стиснення за Колмогоровим від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з діагнозів спостережень

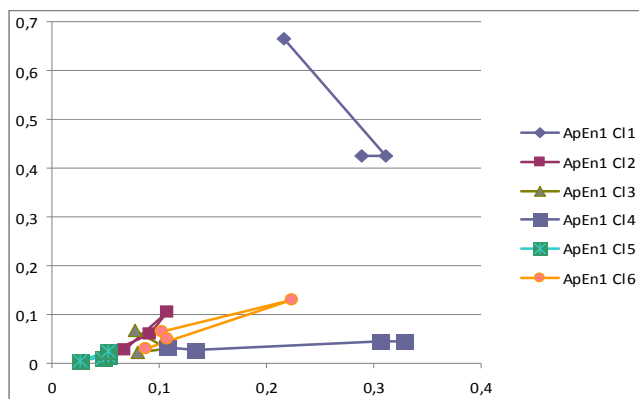


Рис. 7. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення апроксимаційної ентропії від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з діагнозів спостережень

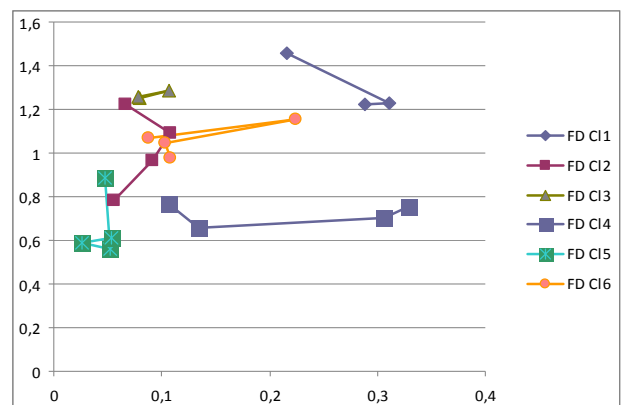


Рис. 8. Залежність складності від варіабельності коливань СР (значення фрактальної розмірності від коефіцієнту варіації) для кожного з кластерів при кожному з діагнозів спостережень

### 3. Висновки

В роботі було проведено статистичне порівняння показників станів кровообігу людини за етапами спостереження та діагнозами. В результаті проведеного аналізу було показано, що одним із способів підвищення ефективності аналізу СР є формування однорідних груп спостережень методами кластерного аналізу. В роботі показано, що з метою підвищення специфічності показників доцільним є проведено розподіл спостережень на високо компактні однорідні групи за допомогою автоматизованої класифікації – кластерного аналізу методом «к-середніх». При цьому виявилось, що ряд кластерів містить не інформативні інтервали коливань СР, а інші можуть роздивлятися як функціональні патерни, окремими фрагментами яких є діагнози, що досліджуються. Застосування описаної процедури кластеризації дозволить проводити донавчання або перенавчання діагностичної системи при зміні структури досліджуємих патологій (діагнозу).

**Список літератури:** 1.Olga Kyselova, Ievgen Nastenکو, Maksym Gerasymchuk. Method of human organism adaptive reserves level estimation. Journal "Biomedical Engineering Acta", vol. 4/2011. P. 193-200.2.O. Kyselova, Ie. Nastenکو, M. Gerasymchuk. Heart rate complexity definition using Kolmogorov algorithmic complexity method. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, № 1/10 (49), 2011, P.11-14.3.Антомонов М.Ю. Математическая обработка и анализ медико-биологических данных. – Киев: Изд-во „Малий друк”, 2006. – 558с.

*Поступило в редколлегию 15.01.2012*

**УДК 656.13**

**Н.У. ГЮЛЕВ**, канд.техн.наук, доц., ХНАГХ, Харьков

## **ОСОБЕННОСТИ ИЗМЕНЕНИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ВОДИТЕЛЯ ГРУЗОВОГО АВТОМОБИЛЯ**

Викладено деякі особливості зміни функціонального стану водія вантажного автомобіля. Наведені результати відповідних досліджень.

**Ключові слова:** функціональний стан, транспортний затор, показник активності регуляторних систем.

Изложены некоторые особенности изменения функционального состояния водителя грузового автомобиля. Представлены результаты соответствующих исследований.

**Ключевые слова:** функциональное состояние, транспортный затор, показатель активности регуляторных систем.

Presents some particular changes in the functional condition of the driver of the truck. Presents the results of relevant studies.

**Keywords:** functional status, traffic congestion, the rate of activity of regulatory systems.

### **1. Введение**

Транспортный процесс перевозки грузов и пассажиров во многом зависит от надежности работы системы «водитель-автомобиль-дорога-среда».

Безопасность и надежность работы этой системы на 70% зависит от водителя, который является ее главным звеном [1]. Поэтому при проектировании этой системы особое внимание необходимо уделять состоянию водителя.

### **2. Постановка проблемы**

Формирование транспортных потоков происходит путем взаимодействия отдельно взятых автомобилей между собой и внешней средой. Во многом это взаимодействие носит случайный характер. Транспортный поток представляет собой сложную систему, требующую постоянного управления. Активным элементом этой системы является водитель, от состояния которого во многом зависит эффективность работы всей транспортной работы города.

Транспортный поток состоит из автомобилей, которые имеют разные динамические характеристики и которыми управляют водители с различной психофизиологией [2-5].

Все автомобили в транспортном потоке делятся на маршрутизированные и немаршрутизированные. Маршрутизированный транспорт должен придерживаться заранее определенных маршрутов, в отличие от немаршрутизированного, водители которого вольны в выборе пути следования.

По данным исследований в транспортном потоке легковые автомобили составляют 80-90%, грузовые – 5-15%, мототранспорт – 5-15% [6,7].